

基于 Condor 的模型参数自动识别实例研究

姚晨晨¹, 魏加华²

(1. 华东勘测设计研究院有限公司, 杭州 310014; 2. 清华大学 水沙科学与水利水电工程国家重点实验室, 北京 100084)

摘要: 基于物理机理的分布参数模型广泛用于评价和模拟地下水流和水力响应。传统的确定数值模型参数的试错法(人工方法), 过多地依赖于建模者的经验和主观判断, 并且是一个非常耗时的过程。引进一种带约束、非线性、全局收敛且无需求导的 Condor 优化算法, 以理想的地下水模型为例, 实现了模型参数自动识别的完整过程, 并与广泛采用的遗传算法收敛效果进行对比。结果表明, 相比于遗传算法, Condor 算法受参数初值影响小, 寻优效率提升显著。

关键词: 参数估计; 自动识别; Condor 算法; 分布参数模型

中图分类号: P641 **文献标志码:** A **文章编号:** 1672-1683(2015)04-0733-04

Case study of parameter auto calibration of distributed parameter model based on Condor algorithm

YAO Chen chen¹, WEI Jia hua²

(1. PowerChina Huadong Engineering Corporation, Hangzhou 310014, China;

2. State Key Laboratory of Hydrosience and Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

Abstract: Physically based distributed parameter models have been widely used to evaluate and predict groundwater flow and hydraulic response. The traditional trial and error approach for calibrating the numerical model parameters depends on the experience and subjective assessment of the modeler and can be very time consuming. In this paper, the Condor algorithm, a constrained, non-linear, and derivative free optimizer, is introduced into parameter auto calibration of a synthetic groundwater model. It achieves a complete process of parameter auto calibration of the model. The convergence effects are compared with those using the genetic algorithm, which suggests that the Condor algorithm is less affected by the initial parameters and improves the optimizing efficiency significantly compared with genetic algorithm.

Key words: parameter estimation; auto calibration; Condor algorithm; distributed parameter model

1 研究背景

参数识别是分布参数数值模型建模工作中至关重要的环节, 参数识别效果直接关系到模拟预测结果的可靠性。参数识别是一项复杂、费时的过程, 其表现出的非唯一性、不稳定性^[1], 加大了识别的难度。绝大部分的分布参数数值模型的参数识别, 多采用试算法, 即通过人工改变参数值, 不断比对模拟值和实测值, 直至拟合效果“满意”为止。这一过程由于缺乏收敛准则, 主要依赖建模者的经验, 具有较大的主观性^[2]。为提高模型参数识别过程的工作效率, 在参数自动识别或在自动识别基础上再进行对比论证, 已成为必然趋势。一些常用的专业模型软件都开发了参数自动识别软件包, 如 PEST、U CODE、iTough2 等。

参数自动识别, 一般通过最小二乘或极大似然估计构造

目标函数, 借助优化算法, 在参数解空间自动搜寻参数最优值。由于模拟模型计算时间较长, 因此对优化算法效率的要求较高。参数识别寻优算法可以分为四类: 一是基于函数梯度信息的寻优方法, 如最速下降法、高斯-牛顿法、共轭梯度法^[3]等, 这类基于梯度的算法需要直接求解目标函数的导数信息, 易陷入局部最优, 较难应用到复杂的模型参数识别问题中。二是启发式全局搜索算法, 如遗传算法、模拟退火、禁忌搜索、人工神经网络等, 这类方法普适性较强, 应用广, 但对大规模问题而言, 搜索效率不高, 且难以保证所获得的解是全局最优。三是基于概论统计分析的参数识别, 如最大似然法(maximum likelihood), 这种方法建立在大量枚举计算样本统计基础之上, 一般给定一个概率分布, 假定其概率密度函数(probability density function, PDF)及分布参数, 从这个分布中抽出一个具有 n 个值的采样, 利用概率密度函数,

收稿日期: 2014-04-20 修回日期: 2015-05-24 网络出版时间: 2015-07-23

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/13.1334.TV.20150723.2034.028.html>

基金项目: 北京岩溶水资源勘查评价工程项目(BJYRS-ZT-01-02); 水沙科学与水利水电工程国家重点实验室资助项目(2012-KY-05)

作者简介: 姚晨晨(1988-), 男, 江苏海安人, 工程师, 主要从事抽水蓄能电站水能设计等方面的研究。E-mail: yao_cc@ecidi.com

计算出其概率,并能给出某一概率下的可能参数值,这种方法目前多与其它优化方法结合使用。四是本文重点关注的非求导的(derivative free)优化算法,这类方法克服了直接求导带来的诸多问题,如 Tolson 和 Shoemaker (2007)^[4]提出了适合流域模型参数自动识别的动态维搜索算法(DDS),并通过实例分析了算法的应用效果。Powell 提出 COBYLA 算法^[5],通过线性插值逼近目标函数进行优化计算,随后 Conn 的 DFO 算法^[6]、Powell 的 UOBYQA 算法^[7],分别用牛顿多项式插值和拉格朗日多项式插值拟合目标函数,提高了算法的收敛速度和精度。Frank 在 UOBYQA 算法的基础上,加入对约束条件下求解的支持,并引入并行机制,进一步增强了算法的适用范围,发展出 Condor 算法^[8]。Condor 算法在计算流体动力学寻优问题上的成功运用,也为其它应用提供了参考。

Condor 算法克服了最速下降法、高斯-牛顿法、共轭梯度法等算法对梯度的直接求解,通过拉格朗日多项式插值技术获取目标函数的梯度信息,在克服基于梯度算法对噪声灵敏缺点的同时,保持了基于梯度算法的高效率。本文介绍了 Condor 算法的原理及流程,并通过理想的地下水模型参数自动识别为例,分析其在高运算负荷、多维变量函数寻优中的表现。

2 Condor 算法

Condor 算法利用拉格朗日插值,在小区域内构造二次型逼近目标函数,利用信赖域方法求解二次型最优解以拟合目标函数最优解,通过不断迭代逐步达到最优。Condor 算法充分利用了目标函数的导数信息,大大增加了寻优效率,同时插值技术的运用又避免了导数信息的直接求解。Condor 算法的简要流程如下^[8]。

(1) 利用拉格朗日多项式插值技术在初始点 x_{start} 附近构造二次型多项式 $q_0(s)$ 。插值点集 Y 中的点(用以构造 $q(x)$)由初始给定数值 ρ_{start} 分散开距离。令 x_k 是当前迭代为止使目标函数值最优的点, $\rho_0 = \rho_{start}$ 。在以下的算法中,通过集合 Y 在 x_k 附近插值构造 $f(x)$ 的近似式 $q_k(s)$ 。 $q_k(s) = f(x_k) + g_k^T s + s^T H_k s$, 其中 g_k 表示点 x_k 处 $f(x)$ 的梯度近似, H_k 表示点 x_k 处 $f(x)$ 的海森矩阵近似。

(2) 信赖域半径 $\Delta_k = \rho_k$ 。

(3) 内部循环: 在 ρ_k 精度下求解问题。

步骤 1, 求解步长 s_k , 满足 $\min_{s \in R^n} q_k(s)$ s. t. $\|s\|_2 \leq \Delta_k$;

° 如果 $\|s\| < \frac{1}{2}\rho_k$, 由于步长太小, 为了保证模型的有效性, 跳转至步骤 2; » 计算目标函数 $f(x)$ 在新位置 $x_k + s$ 处

的值。利用传统的信赖域方法更新信赖域半径 Δ_k 以及当前最优解 x_k , 并由新的插值点集 Y 更新二次型 $q_k(s)$; $\frac{1}{4}$ 当计算取得进展时(如 $\|s_k\| > 2\rho_k$ 或者 $f(x_{k+1}) < f(x_k)$), $k = k + 1$ 并返回至步骤 1, 否则继续。

步骤 2, 检查 $q_k(s)$ 在信赖域内的有效性。若模型无效, 则进一步提高二次型 $q_k(s)$ 的拟合质量。具体做法: 找一个新点 x_{new} 满足 $\|x_{new} - x_k\| < \rho_k$, 取代插值点集 Y 中最差的点; 若模型有效, 当 $\|s_k\| > \rho_k$ 跳转至步骤 1, 否则继续。

(4) 当优化步长 s 变得很小时, 减小 ρ_k , 以进一步提高精度。

(5) 如果 $\rho_k = \rho_{min}$, 算法终止, 否则 $k = k + 1$, 返回至流程(2)。

3 实例研究

3.1 参数自动识别框架

针对模拟问题进行建模,首次假定“标准参数”,代入正向模型中模拟运行产生模拟值作为“观测值”。将不同参数代入进行数值模拟,通过模拟值与“观测值”的误差平方和作为目标函数(即最小二乘法),借助合适的算法在参数约束空间内不断迭代求解,搜寻目标函数的最优值,从而实现分布参数模型的参数自动识别。参数自动识别框架见图 1。

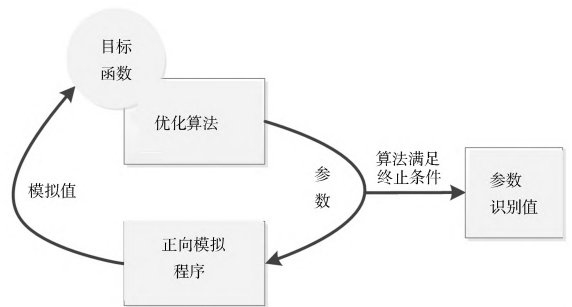


图 1 参数自动识别框架

Fig. 1 Framework of parameter auto-calibration

3.2 正向模型建立

假定一个非均质各向同性的理想承压含水层进行数值实验。模拟的区域为规则长方体,三维尺寸 5 000 m × 5 000 m × 50 m。源汇项除区域中心的两口抽水井(坐标分别为 [2 500, 1 500], [2 500, 3 500])外,降雨、蒸发等均忽略不计,抽水井以天为单位,变流量抽水,假定抽水过程见表 1。东西侧边界条件设定为定水头,分别为 40 m、45 m,南北侧、顶板、底板为不透水层。模拟区域内,除了渗透率、孔隙度不考虑其他参数的影响,根据渗透率、孔隙度的变化,将区域概化为三块。并在三个子区域内设观测井(共 13 个,位置见图 2)。

表 1 抽水井抽水过程

Tab. 1 Pumping process of wells

时间/d	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
抽水流量/(m ³ · d ⁻¹)	10 000	2 000	8 900	2 400	9 120	3 400	12 000	2 200	11 500	3 200

其中, K 为渗透系数, (x_j, y_j) 为抽、注水井的坐标, V 为抽、注水井数量, Q_j 为抽、注水流量, δ 为 δ 函数(抽水为正,注水为负), S_s 为贮水率, 与孔隙率的关系 $S_s = \gamma(a + \varphi\beta)$ (γ 为水的容重, a 为土的体积压缩系数, β 为水的体积压缩系

数, φ 为孔隙度), 水头 $H_1 = 40$ m, $H_2 = 45$ m, $a = 5 000$ m。

利用有限差分法对渗透区域进行离散,单元网格大小为 100 m × 100 m × 50 m, 即,整个渗透区域分成 50 × 50 × 1 个网格。借助数值模拟软件 HST3D 程序正向模拟,选择 0.1 d

为步长,模拟 10 d 内渗透区域的水压力场的情况。单次模型正向运行时间 5 s。

该区域内的三维非稳定流定解问题表述如式(1):

$$\begin{cases} \frac{\partial}{\partial x}(K \frac{\partial H}{\partial x}) + \frac{\partial}{\partial y}(K \frac{\partial H}{\partial y}) + \frac{\partial}{\partial z}(K \frac{\partial H}{\partial z}) - \sum_j Q_j \delta(x-x_j)(y-y_j) = S_s \frac{\partial H}{\partial t} \\ (x, y, z) \in \Omega, t \geq 0 \\ H(x, y, z, 0) = H_1 \\ H(x, y, z, t)|_{\overline{AD}} = H_1 \quad t \geq 0, (x, y) \in \overline{AD} \\ H(x, y, z, t)|_{\overline{BC}} = H_2 \quad t \geq 0, (x, y) \in \overline{BC} \\ \frac{\partial H}{\partial n}|_{\overline{AB}} = \frac{\partial H}{\partial n}|_{\overline{DC}} = 0 \end{cases} \quad (1)$$

以标准参数 $[k_1, k_2, k_3, \varphi_1, \varphi_2, \varphi_3] / [4.75e-11, 2.37e-11, 5.93e-12, 0.25, 0.20, 0.15]$ (k_1, k_2, k_3 单位为 m/s), 首先运行模拟程序,将模拟得到的观测井水压力值作为“观测值”。观测值成果见表 2。在参数自动识别中,比对模拟值与“观测

值”的误差平方和,参数自动识别的过程即使该平方和最小的过程。这里选择常用的遗传算法与 Condor 算法进行识别效果对比。

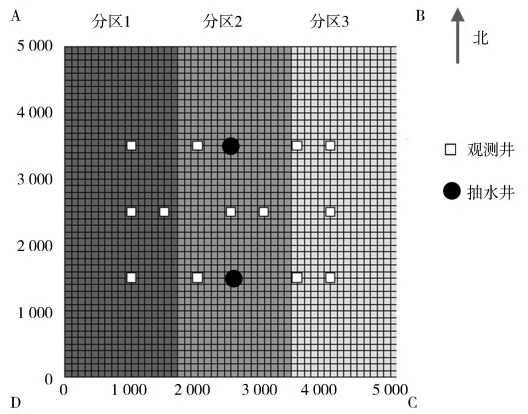


图 2 网格剖分图及井位置
Fig. 2 Meshing and well location

表 2 观测井水位逐天变化

Tab. 2 Daily variation of water levels in the observation wells

天数/d	1号	2号	3号	4号	5号	6号	7号	8号	9号	10号	11号	12号	13号
1	41.25	41.22	41.25	39.42	36.27	36.28	34.47	33.35	33.21	33.22	34.70	34.64	34.70
2	44.10	44.10	44.10	43.65	42.87	42.87	42.31	41.88	41.50	41.50	40.88	40.87	40.88
3	43.15	43.12	43.15	42.16	40.21	40.21	39.41	38.90	38.88	38.88	39.41	39.35	39.41
4	44.20	44.19	44.20	43.78	43.02	43.02	42.53	42.15	41.81	41.81	41.18	41.17	41.18
5	43.12	43.09	43.12	42.12	40.12	40.12	39.32	38.81	38.80	38.80	39.36	39.31	39.36
6	44.02	44.01	44.02	43.51	42.56	42.56	42.01	41.61	41.31	41.31	40.87	40.85	40.87
7	42.60	42.57	42.60	41.33	38.77	38.77	37.81	37.22	37.35	37.35	38.44	38.37	38.44
8	44.19	44.18	44.19	43.77	43.02	43.02	42.52	42.12	41.76	41.76	41.13	41.11	41.13
9	42.70	42.67	42.70	41.48	39.03	39.03	38.10	37.53	37.64	37.64	38.63	38.56	38.63
10	44.02	44.01	44.02	43.51	42.58	42.58	42.02	41.61	41.30	41.30	40.84	40.82	40.84

注:图 2 中观测井位置自北向南、自西向东依次为 1 号-13 号。

3.3 遗传算法识别成果

本例中的遗传算法采用实数编码方式(RAGA),并对每代

最优个体进行保留。算法相关参数:交叉因子 0.85,变异因子 0.05,初始种群数取 100,迭代次数取 500,识别结果见表 3。

表 3 遗传算法参数自动识别结果

Tab. 3 Parameter auto calibration results of genetic algorithm

项目	k_1	k_2	k_3	φ_1	φ_2	φ_3
标准值	4.75e-11	2.37e-11	5.93e-12	0.25	0.20	0.15
率定值	4.7583e-11	2.3437e-11	6.5591e-12	0.2639	0.1937	0.1691
相对误差(%)	0.17	1.11	10.61	5.57	3.15	12.70

3.4 Condor 算法识别成果

设计方案 1- 方案 3 分别从不同初始值出发,方案 4^{*} 在目标函数中人为添加了 $[-100, 100]$ 区间内的随机均匀噪声(考虑到实际观测中存在误差),分别进行寻优迭代,结果见表 4。算法相关参数:模型初始步长 0.1,终止步长 $1e6$ 。

算法寻优的影响并不明显,相应的目标函数在迭代 300 次左右开始收敛。从识别效果上来看(表 2),6 个参数的自动识别结果相对误差均在 1% 以内,多数在 0.5% 以下,参数自动识别效果理想。同时,算法寻优速度快,整套参数自动识别的时间在 15 min 以内。

4 算法讨论

4.1 Condor 算法

对比方案 1- 方案 3,本例中不同参数初始值对 Condor

对比方案 1- 方案 3,方案 4^{*},由于在方案 4^{*} 的目标函数中加入了均匀随机误差,参数识别值的相对误差增大,部分参数(如 k_3, φ_3) 达到 5%,最优目标函数值也由方案 1 的 10^1 量级提高到方案 4^{*} 的 10^3 量级,迭代次数也略有增加。但从最终识别的结果可以看出,人为随机误差对 Condor 算

表 4 Condor 算法参数自动识别结果

Tab. 4 Parameter auto calibration results of Condor algorithm

参数	标准值	率定值				相对误差(%)			
		方案 1	方案 2	方案 3	方案 4*	方案 1	方案 2	方案 3	方案 4*
k_1	4.75e 11	4.7523e 11	4.7487e 11	4.7523e 11	4.7486e 11	0.05	0.03	0.05	0.03
k_2	2.37e 11	2.3687e 11	2.3679e 11	2.3675e 11	2.3627e 11	0.05	0.09	0.10	0.31
k_3	5.93e 12	5.9334e 12	5.9694e 12	5.8917e 12	6.2169e 12	0.06	0.66	0.65	4.84
ϕ_{i_1}	0.25	0.251 1	0.251 0	0.250 9	0.254 7	0.44	0.41	0.37	1.89
ϕ_{i_2}	0.20	0.199 7	0.199 3	0.199 0	0.197 4	0.15	0.36	0.50	1.31
ϕ_{i_3}	0.15	0.150 1	0.151 3	0.148 7	0.158 9	0.07	0.86	0.87	5.95

法寻优的影响并不明显,方案 4* 的识别结果可以接受。

4.2 遗传算法与 Condor 算法对比

对比遗传算法及 Condor 算法的前 3 个方案(表 5),可以看出,Condor 算法克服了遗传算法效率方面的缺陷,参数自动识别时间大为减少(遗传算法 72 h 迭代大约 50 000 次未

收敛,Condor 算法 15 min 迭代大约 370 次收敛),同时大幅提高了参数识别的精度(遗传算法中 10% 的参数相对误差提高至 Condor 算法中 0.5% 的参数相对误差,目标函数值从 103 量级减小到 101 量级)。就本例来看,Condor 算法用于参数自动识别的效果要优于遗传很多。

表 5 遗传算法与 Condor 算法寻优效果对比

Tab. 5 Comparison of optimization effects between genetic and Condor algorithms

算法	正向程序模拟次数/次	参数自动识别时间	参数自动识别相对误差(%)					
			k_1	k_2	k_3	ϕ_{i_1}	ϕ_{i_2}	ϕ_{i_3}
遗传算法	50 000	72 h	0.17	1.11	10.61	5.57	3.15	12.70
Condor 算法	380	15 min	0.02	0.08	0.03	0.41	0.34	0.02

注:表 3 中的 Condor 算法成果为上文方案 1- 方案 3 的均值成果。

5 模型不确定性分析

5.1 灵敏度分析

以 Condor 算法自动识别的参数值做模型不确定性分析,灵敏度计算采用如下标准化形式^[9]:

$$x_k = \frac{\partial S}{\partial a_k / a_k} \approx \frac{S(a_k + \Delta a_k) - S(a_k)}{\Delta a_k / a_k} \quad (2)$$

式中, $\Delta S = S(a_k + \Delta a_k) - S(a_k)$ 为由于参数变化引起的目标函数从基准例子 $S(a_k)$ 到新例子 $S(a_k + \Delta a_k)$ 的变化量。选取观测与模拟水头残差均方根(RMS)作为 S 进行计算,并给予每个参数 5% 的扰动。

从图 3 可以看出,分区 1 的水头值对参数 k_1 较为敏感,分区 2 对参数 k_1 、 ϕ_2 敏感,分区 3 的水头值对 6 个参数的变化都比较敏感,水平较统一。

5.2 一阶误差分析

$$\text{Var}[y] = \sum_{i=1}^n \text{Var}[x_i] \left[\frac{\partial y}{\partial x_i} \right]_{x^0}^2 \quad (3)$$

假定 Condor 算法识别出的 6 个参数服从对数均匀分布,给定对数扰动范围为 5%。

从图 4 可以看出,同一分区对称井位受参数误差影响几乎水平相当,分区 2 及靠近分区 2 的井位不确定最大,尤以渗透区域中心的井位最明显。

6 结论

本文采用一种带约束、非线性、全局收敛且无需求导的 Condor 优化算法,并以理想的地下水模型为例,介绍了模型参数的自动识别方法,并与广泛采用的遗传算法收敛效果进行对比。从识别的过程及结果可以形成如下结论:利用

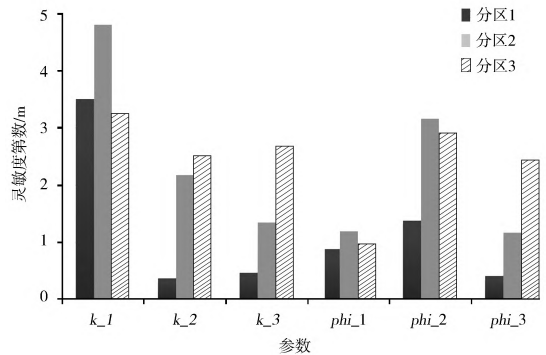


图 3 灵敏度分析

Fig. 3 Sensitivity analysis

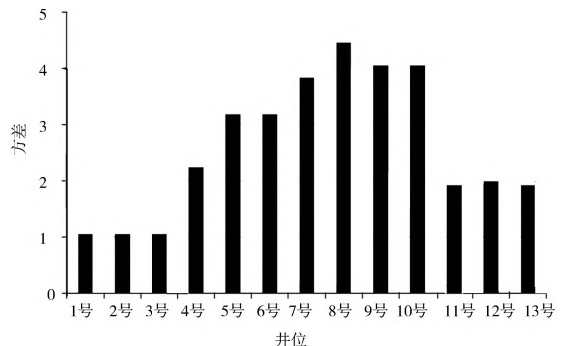


图 4 一阶误差分析

Fig. 4 First order error analysis

Condor 算法优化识别分布参数的地下水流模型参数,优化迭代过程稳定,参数自动识别效果好,初值对算法影响不明显,同时对人为添加到目标函数中的噪声表现稳定;Condor 算法采用插值技术构造二次型,可充分利用目标函数信息,

(下转第 770 页)

- [5] Vachaud G, Passerat De Silans A, Balabanis P, et al. Temporal Stability of Spatially Measured Soil Water Probability Density Function[J]. Soil Science Society of America Journal. 1985, 49(4): 822-828.
- [6] Kachanoski R G, Jong E. Scale Dependence and the Temporal Persistence of Spatial Patterns of Soil Water Storage[J]. Water Resources Research. 1988, 24(1): 85-91.
- [7] De Jong C. The Contribution of Condensation to the Water Cycle Under High Mountain Conditions[J]. Hydrological Processes. 2005, 19(12): 2419-2435.
- [8] Grayson R B, Western A W. Towards Areal Estimation of Soil Water Content From Point Measurements: Time and Space Stability of Mean Response[J]. Journal of Hydrology. 1998, 207(1): 68-82.
- [9] J M, Ceballos A. Mean Soil Moisture Estimation Using Temporal Stability Analysis[J]. Journal of Hydrology. 2005, 312(1): 28-38.
- [10] 高磊. 黄土高原小流域土壤水分时间稳定性及空间尺度性研究[D]. 中国科学院研究生院(教育部水土保持与生态环境研究中心), 2012. (GAO Lei. Temporal stability and the spatial scaling of soil moisture in a small watershed on the Loess Plateau[D]. Chinese Academy of Sciences (Institute of Soil and Water Conservation), 2012. (in Chinese))
- [11] 白一茹, 邵明安. 黄土高原雨养区坡面土壤蓄水量时间稳定性[J]. 农业工程学报, 2011, 27(7): 45-50. (BAI Yi ru, SHAO Ming an, Temporal stability of soil water storage on slope in rainfed region of Loess Plateau[J]. Transactions of the CSAE, 2011, 27(7): 45-50. (in Chinese))
- [12] 潘颜霞, 王新平, 苏延桂, 等. 荒漠人工固沙植被区浅层土壤水分动态的时间稳定性特征[J]. 中国沙漠, 2009, 29(1): 81-86. (PAN Yan xia, WANG Xin ping, SU Yan gui, et al. Temporal Stability of Surface Soil Moisture in Artificially Revegetated Desert Area[J]. Journal of Desert Research, 2009, 29(1): 81-86. (in Chinese))
- [13] 王改改, 魏朝富, 吕家格, 等. 四川盆地丘陵区土壤水分空间变异及其时间稳定性分析[J]. 山地学报, 2009, 27(2): 211-216. (WANG Ga gai, WEI Chao fu, Lv Jia ke, et al. Spatial Variation and Its Temporal Stability of Soil Water in Hilly Area of Sichuan Basin[J]. Journal of Mountain Science, 2009, 27(2): 211-216. (in Chinese))
- [14] Bogena H R, Huisman J A, Oberdörster C, et al. Evaluation of a Low-Cost Soil Water Content Sensor for Wireless Network Applications[J]. Journal of Hydrology. 2007, 344(1): 32-42.
- [15] Campbell G S, Greenway W C, Others. Moisture Detection Apparatus and Method: 2005/6/14.
- [16] Ritsema C J, Kuipers H, Kleiboer L, et al. A New Wireless Underground Network System for Continuous Monitoring of Soil Water Contents[J]. Water Resources Research. 2009, 45(4): W36D.
- [17] Burnett S E, Iersel M W V. Morphology and Irrigation Efficiency of Gaura Lindheimeri Grown with Capacitance Sensor Controlled Irrigation[J]. Hortscience. 2008, 43(5): 1555-1560.
- [18] F H, M V. Intraseasonal Dynamics of Soil Moisture Variability within a Small Agricultural Maize Cropped Field[J]. Journal of Hydrology. 2002, 261: 86-101.
- [19] Penna D, Tromp Van Meerveld H J, Gobbi A, et al. The Influence of Soil Moisture On Threshold Runoff Generation Processes in an Alpine Headwater Catchment[J]. Hydrology and Earth System Sciences. 2011, 15(3): 689-702.
- [20] Martinez Mena M, Albaladejo J, Castillo V M. Factors Influencing Surface Runoff Generation in a Mediterranean Semi-Arid Environment: Chicamo Watershed, Se Spain [J]. Hydrological Processes. 1998, 12: 741-754.
- [21] Gomez Plaza A, Alvarez Rogel J, Albaladejo J, et al. Spatial Patterns and Temporal Stability of Soil Moisture Across a Range of Scales in a Semi-Arid Environment[J]. Hydrological Processes. 2000, 14: 1261-1277.

(上接第 736 页)

与遗传算法相比, 寻优效率大为提高(本例中提升 300 倍), 参数识别结果精度高。

为了便于验证, 本例采用了一个理想的含水层算例, 今后将结合实际案例, 利用 Condor 算法可并行性的优点, 可将其推广应用到复杂、非凸、高运算负荷的参数识别问题中。

参考文献(References):

- [1] Zheng C, Wang P. Parameter structure identification using tabu search and simulated annealing [J]. Advances in Water Resources, 1996, 19(4): 215-224.
- [2] 薛禹群, 谢春红. 地下水数值模拟[M]. 北京: 科学出版社, 2007. (XUE Yu qun, XIE Chun hong. Numerical Simulation for Groundwater[M]. Peking: Science Press, 2007. (in Chinese))
- [3] Willis R, Yeh W W G. Groundwater systems planning and management[M]. NJ: Prentice Hall Inc., 1987.
- [4] Tolson, B. A., and C. A. Shoemaker. Dynamically dimensioned search algorithm for computationally efficient watershed model calibration, Water Resources Research, 2007, 43(1).
- [5] Powell M J D. A direct search optimization method that models the objective and constraint functions by linear interpolation [M]. Oaxaca, Mexico: Kluwer Academic Publishers, 1994.
- [6] Conn A, Scheinberg K, Toint P. Recent progress in unconstrained nonlinear optimization without derivatives[J]. Mathematical Programming, 1997, 79(1): 397-414.
- [7] Powell M J D. UOBYQA: unconstrained optimization by quadratic approximation[J]. Mathematical Programming, 2002, 92(3): 555-582.
- [8] Vanden Berghen F, Bersini H. CONDOR, a new parallel, constrained extension of Powell's UOBYQA algorithm: Experimental results and comparison with the DFO algorithm[J]. Journal of Computational and Applied Mathematics, 2005, 181(1): 157-175.
- [9] 郑春苗, 贝聂特. 地下水污染物迁移模拟[M]. 2 版. 北京: 高等教育出版社, 2009. (ZHENG Chun miao, C Bennett G D. Applied contaminant transport modeling (Second Edition) [M]. Peking: Higher Education Press, 2009. (in Chinese))